МЕХАНИКА
MECHANICS



УДК 611.737:004 DOI 10.12737/10373

Идентификация кинематических параметров движения локтя с помощью технологий искусственных нейронных сетей*

Ф. Бонилья[1], Е. А. Лукьянов[2], А. В. Литвин[3], Д. А. Деплов[4]**
[1, 2, 3, 4]Донской государственный технический университет, г. Ростов-на-Дону, Российская Федерация

Identification of the elbow motion kinematic parameters by means of artificial neural networks technology***

F. Bonilla[1], A. E. Lukyanov[2], A. V. Litvin[3], D. A. Deplov[4]**
[1, 2, 3, 4] Don State Technical University, Rostov-on-Don, Russian Federation

Целью исследования является определение кинематических параметров сгибания локтя с помощью искусственных нейронных сетей (ИНС). В качестве входов ИНС использовались параметры поверхностной электромиограммы (пЭМГ). Выходом ИНС были кинематические параметры движения: направление, угловое перемещение и угловая скорость. У каждого испытуемого регистрировались сигналы пЭМГ, снимаемые с бицепса при сгибании локтя без нагрузки. Во время эксперимента плечевой и локтевой суставы фиксировались пассивным экзоскелетом. Формирование вектора признаков для нейронной сети выполнялось с помощью методов спектрального и статистического анализов. Статистический анализ во временной области включал в себя определение: дисперсии амплитудных значений пЭМГ, среднеарифметического и среднеквадратического значений абсолютных амплитуд пЭМГ, частоты пересечения нулевой линии сигналом пЭМГ. В частотной области выполнялся спектральный анализ сигналов ЭМГ методом быстрого преобразования Фурье. Определялись спектр мощности, средняя частота спектра мощности. Установлены параметры пЭМГ, использование которых в качестве входных сигналов ИНС обеспечивает наименьшую ошибку оценки параметров движения. ИНС обучалась методом прямого распространения сигнала и обратного распространения ошибки. Наилучшие результаты определения кинематических параметров получены при использовании в качестве входов ИНС средней частоты спектра мощности и общей интегральной мощности сигнала пЭМГ. Полученные результаты могут быть использованы при разработке систем биоэлектрического управления мехатронными устройствами.

The research objective is to study elbow flexion kinematic parameters using the artificial neural networks (ANN). Parameters of the surface electromyogram (sEMG) are used as ANN inputs. The ANN output is kinematic parameters of motion: direction, angular displacement, and angular velocity. The study has involved DSTU students and staff (11 people without pathologies of the musculoskeletal system). The sEMG signals taken from the biceps of each trial subject during no-load elbow bending are registered. During the experiment, shoulder and elbow joints are fixed by the passive exoskeleton. The feature vector for the neural network is formed using methods of the spectral and statistical analysis. The statistical analysis in the time domain includes the determination of the following parameters: dispersion of sEMG amplitude values, arithmetic mean value and mean-square value of sEMG absolute amplitudes, sEMG signal zero crossing rates. In the frequency domain, sEMG signal spectral analysis is performed by Fast Fourier Transform method. The power spectrum and the mean frequency of the power spectrum are determined. Best results of determining the kinematic parameters are obtained when using the mean frequency of the power spectrum and the total integrated sEMG signal power as inputs to the ANN. The ANN is trained by the method of the direct signal propagation and the back propagation of error. The results obtained can be used in the development of the bioelectric control systems for the mechatronic devices.

Ключевые слова: пассивный экзоскелет, параметры движения локтя, электромиографический сигнал, статистический анализ, спектральный анализ, искусственная нейронная сеть, Matlab, Simulink.

Keywords: passive exoskeleton, elbow motion parameters, electromyographic signal, statistical analysis, spectral analysis, artificial neural network, Matlab, Simulink.

Введение. Электромиографический (ЭМГ) сигнал широко используется для управления различными электромеханическими устройствами: протезами [1, 2], экзоскелетами [3] и другими мехатронными системами. Для управления био-

*Работа выполнена в рамках инициативной НИР.
**e-mail: vbonilla@yahoo.com, lea_rnd@mail333.com, alit2010@ramler.ru, dimadeplov@gmail.com
***The research is done within the frame of the independent R&D.

электрическими протезами применяют ЭМГ-сигналы от двигательных волокон периферического нерва с помощью имплантируемых электродов. В управлении большинства мехатронных устройств используются параметры поверхностной электромиограммы (пЭМГ) [4].

Скелетные мышцы представляют собой совокупность двигательных единиц (ДЕ). При стимулировании нейронным сигналом каждая ДЕ сокращается и генерирует биоэлектрический сигнал, который является суммой потенциалов действия всех вовлеченных в процесс клеток. Сумма потенциалов называется потенциалом действия отдельной двигательной единицы (ПДОДЕ). Пространственно-временное суммирование ПДОДЕ всех активных двигательных единиц приводит к возрастанию ЭМГ мышцы [5, 6].

Очевидно, мехатронными устройствами можно управлять при условии удаления помех из исходного сигнала пЭМГ и применении искусственных нейронных сетей (ИНС) [7–9]. Проблема получения стабильного пЭМГ-сигнала решается использованием биоусилителей на базе инструментальных усилителей с большим коэффициентом ослабления синфазных сигналов (помех) [1, 10].

В статье приведены методика и результаты исследований пЭМГ, снятых с бицепса, результаты статистических и спектральных анализов, выполненных с целью определения минимально достаточного вектора входных сигналов ИНС, представлена оптимальная архитектура ИНС для определения кинематических параметров движения локтя

Методика исследований. В исследованиях принимали участия одиннадцать студентов ДГТУ (8 мужчин и 3 женщины), не имевшие травм и заболеваний мышц плеча и предплечья. Среднеарифметические и среднеквадратические значения антропометрических параметров испытуемых приведены в табл. 1.

Таблица 1

Антропометрические параметры испытуемых

Пол	Длина плеча / СКО*, м	Длина предплечья/ СКО, м	Объем бицепса /СКО, м		Вес/СКО, кг	Рост/СКО, см
			Состояние			
			Расслабленное	Напряженное		
Муж.	0,325/0,0132	0,3457/0,0093	0,305/0,0235	0,345/0,0367	83,57/11,41	178,5/4,31
Жен.	0,302/0,0189	0,3283/0,0175	0,2833/0,0321	0,295/0,0346	59,0/10,14	164,33/4,04
*СКО — среднеквадратическое отклонение.						

Для единообразного начального взаиморасположения локтевого и плечевого суставов во время регистрации пЭМГ использовался пассивный экзоскелет [11]. В процессе эксперимента испытуемые совершали угловое движение (сгибание и разгибание) правым предплечьем и кистью в сагиттальной плоскости, проходящей через локтевой и плечевой суставы. Условно предплечье с кистью до конца вытянутого среднего пальца руки будем считать локтем. Угловые движения локтем (сгибание и разгибание) относительно локтевого сустава совершались без нагрузки (рис. 1).

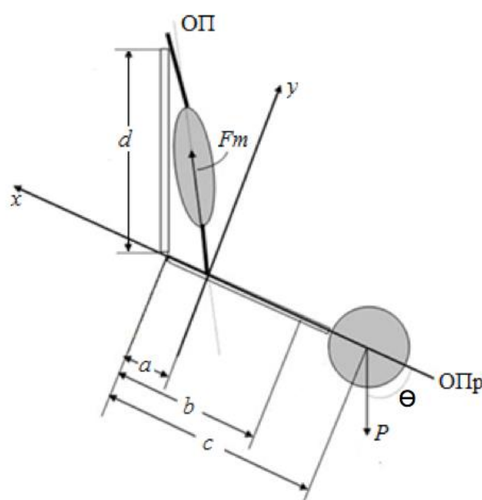


Рис. 1. Векторная модель сгибания локтя [12]: ОП — ось плеча; ОПр — ось предплечья; P — приведенный вес руки; Fm — сила бицепса; θ — угол поворота локтевого сустава; a — расстояние от локтевого сустава до точки вставки бицепса в лучевой кости (радиальная бугристость); b — расстояние от локтевого сустава до центра тяжести предплечья; c — расстояние от локтевого сустава до центра кисти; d — расстояние от локтевого сустава до точки фиксации бицепса

Для записи сигналов пЭМГ на поверхности бицепса по линии мышечных волокон крепились электроды (*Ag–AgCl*) диаметром 12 мм. Расстояние между ними составляло 2 см. Электроды фиксировались с помощью манжеты для обеспечения надежного контакта с кожей предплечья [11]. Место установки обрабатывалась в соответствии с рекомендациями [13]. Сигнал пЭМГ усиливался в 2300 раз и подвергался фильтрации активными полосовыми пропускающими фильтрами Баттерворта с частотами среза 6, 5 и 318 Гц.

Сигналы пЭМГ и гироскопа (угловое перемещение локтя) оцифровывались с частотой 1 кГц и передавались через систему сбора информации *NIUSB*-6212 в ЭВМ. Данная система имеет встроенный 16-разрядный аналого-цифровой преобразователь (АЦП). Сигналы пЭМГ обрабатывались с помощью системы Matlab — SimuLink.

Целью экспериментальных исследований являлось изучение состава вектора входных сигналов для искусственной нейронной сети (ИНС), посредством которой предполагается распознавать сигналы ЭМГ и определять количественные параметры движения локтя.

Определение характеристик пЭМГ. Поверхностная электромиограмма является нестационарным случайным процессом и характеризует состояние мышцы на основе электрического потенциала, генерируемого ею при совершении какого-либо действия.

Для анализа пЭМГ-сигнала во временной области вычислялись статистические характеристики, в частотной области использовалось преобразование Фурье для определения основных частотных оценок. Статистический и спектральный анализы выполнялись для наборов данных, формируемых с помощью скользящего временного окна размером 200 мс, без перекрытия предыдущего окна.

В режиме псевдореального времени определялись следующие статистические параметры [13, 14].

Среднее абсолютных значений — параметр, являющийся среднеарифметическим значением биопотенциалов (БП) пЭМГ в скользящем окне (mAV) :

$$mAV = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}|x_k|, \quad (1)$$

где N — число значений БП пЭМГ в скользящем окне; x_k — k-е значение БП пЭМГ.

Среднеквадратическое отклонение (*STD*) характеризует степень рассеивания БП пЭМГ относительно изоэлектрической оси:

$$STD = \sqrt{\frac{1}{N-1}\sum_{k=1}^{N}(x_k - \bar{X})^2}, \quad (2)$$

где $\bar{X}$ — среднеарифметическое значение БП.

Среднеквадратическое значение биопотенциалов пЭМГ (*RMS*) — это среднеквадратическое значение, вычисленное в пределах окна:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}x_k^2}. \quad (3)$$

Число пересечений сигналом пЭМГ нулевой линии (*ZC*) — это показатель, связанный с частотой и сложностью сигнала. Для устранения влияния низкоамплитудных шумов при обработке сигнала вводился порог ε = 20 мВ. Значение *ZC* инкрементируется, если

$$(\{x_k > 0 \text{ и } x_{k+1} < 0\} \text{ или } \{x_k < 0 \text{ и } x_{k+1} > 0\}) \text{ и } |x_k - x_{k+1}| \geq \varepsilon. \quad (4)$$

Параметр Waveform Length, характеризующий форму сигнала, является мерой его сложности и определялся на основе отсчетов в исследуемом окне [8] следующим образом:

$$WaveLen = \sum_{k=1}^{N}|\Delta x_k|, \text{ где } \Delta x_k = x_k - x_{k-1}. \quad (5)$$

Дисперсия (*var*) пЭМГ-сигнала является усредненной характеристикой его вариабельности относительно среднего значения:

$$var = \frac{1}{N-1}\sum_{k=1}^{N}x_k^2. \quad (6)$$

Дисперсия сигнала в скользящем окне является показателем средней мощности сигнала как функции времени. Дисперсия определена относительно нулевой линии пЭМГ.

Развиваемое мышечное усилие оценивалось посредством параметра *logDet* по следующей зависимости:

$$logDet = e^{\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}log|(x_k)|}. \quad (7)$$

Спектральный анализ сигналов пЭМГ выполнялся методом быстрого дискретного преобразования Фурье:

$$X_q = \sum_{m=0}^{M-1} x_m e^{-j\frac{2\pi}{M}qm}, \; q = 0, \ldots, M-1, \quad (8)$$

где M — количество компонентов разложения; x_m — значения входного вектора; X_q — выходной вектор, состоящий из M комплексных амплитуд синусоидальных сигналов, составляющих исходный сигнал пЭМГ; j — мнимая единица; e — основание натурального логарифма; q — порядковый номер комплексных амплитуд синусоидальных сигналов.

Так же определялись общая мощность спектра в окне, средняя частота, медиана, частота спектральной составляющей, имеющей наибольшую амплитуду [13].

Общая интегральная мощность сигнала *Inte* определялась как

$$Inte = \int_{f_0}^{f_e} p(f)df \sim \sum_{i=0}^{N_f} (f_{i+1} - f_i) \frac{(p_{f_i} + p_{f_{i+1}})}{2}, \quad (9)$$

где f_0, f_e — частотный интервал спектра мощности пЭМГ сигнала; $p(f)$ — спектральная плотность мощности; N_f — число дискретных частот; f_i — i-е значение дискретной частоты; p_{fi} — i-е значение спектральной плотности мощности сигнала пЭМГ.

Изменение спектральных характеристик оценивалось также с помощью определения средней частоты спектра мощности сигнала *MFSP*, которой предполагается определять параметры движения локтя:

$$MFSP = \frac{\sum_{i=0}^{N_f} (f_{i+1} - f_i) \frac{(p_{f_i} + p_{f_{i+1}})}{2}}{\sum_{i=0}^{N_f} p_{fi}}. \quad (10)$$

Результаты исследований. Для решения задач распознавания фаз движения локтя были спроектированы три нейронные сети, которые содержали нейроны первого слоя, скрытый слой нейронов и выходной слой. Такое решение обусловлено нелинейностью и нестационарностью связей вычисляемых статистических и частотных оценок с параметрами движения локтя. Обучение сетей выполнялось по алгоритмам прямого распространения сигнала и обратного распространения ошибки. Определение наилучшего вектора входных сигналов для каждой из сетей является нетривиальной задачей. При ее решении сравнивались результаты обучения нескольких вариантов каждой из сетей при различных оценках пЭМГ-сигнала на входе. Наилучший вариант ИНС выбирался по результатам сравнения среднеквадратической ошибки (СКО) при распознавании.

Формирование входного вектора выполнялось из следующих характеристик и оценок пЭМГ-сигнала: *MFSP, Inte, ZC, logDet, RMS, STD.*

Задачи распознавания фаз и параметров движения формулировались следующим образом. Для первой сети: определить наличие/отсутствие движения локтя. Для второй сети: оценить угол поворота (положение) локтя. Для третьей сети: определить направление движения локтя.

При исследовании различных вариантов ИНС для каждой из сетей скрытый слой составлял 5, 10, 15 или 20 нейронов. Нейроны входного и выходного слоя имели линейные функции активации. Сигмоидальная функция применялась на скрытом слое.

Результаты моделирования процессов распознавания для трех вариантов нейронных сетей приведены в табл. 2, 3, 4.

В табл. 2 представлены значения среднеквадратической ошибки распознавания наличия/отсутствия движения для различных наборов входных значений. Как видно из таблицы, наименьшей ошибкой обладает ИНС с входным вектором *MFSP, Inte*. Выходное значение ИНС, равное 0, соответствует отсутствию движения, равное 1 — наличию движения.

Таблица 2

Значение СКО распознавания наличия/отсутствия движения предплечья

Кол-во нейронов в скрытом слое	*MFSP, Inte*	*ZC, logDet*	*MFSP, Inte, ZC*	*MFSP, Inte, logDet*	*MFSP, Inte, ZC, logDet*	*MFSP, Inte, ZC, logDet, RMS*	*MFSP, Inte, ZC, logDet, RMS, STD*
	Среднеквадратическое отклонение						
5	0,0284	0,0313	0,0284	0,0299	0,0287	0,0293	0,0286
10	0,0294	0,0304	0,0285	0,0298	0,0285	0,0295	0,0291
15	0,0295	0,0291	0,0288	0,0290	0,0289	0,0286	0,0288
20	0,0293	0,0313	0,0297	0,0328	0,0293	0,0285	0,0298

Необходимо отметить, что для обучения и проверки качества распознавания использовались различные наборы данных. Величина ошибки 0,0284 является малой (см. табл. 2), что позволяет говорить о надежном распознавании ИНС наличия или отсутствия движения на основе пЭМГ-сигнала (рис. 2).

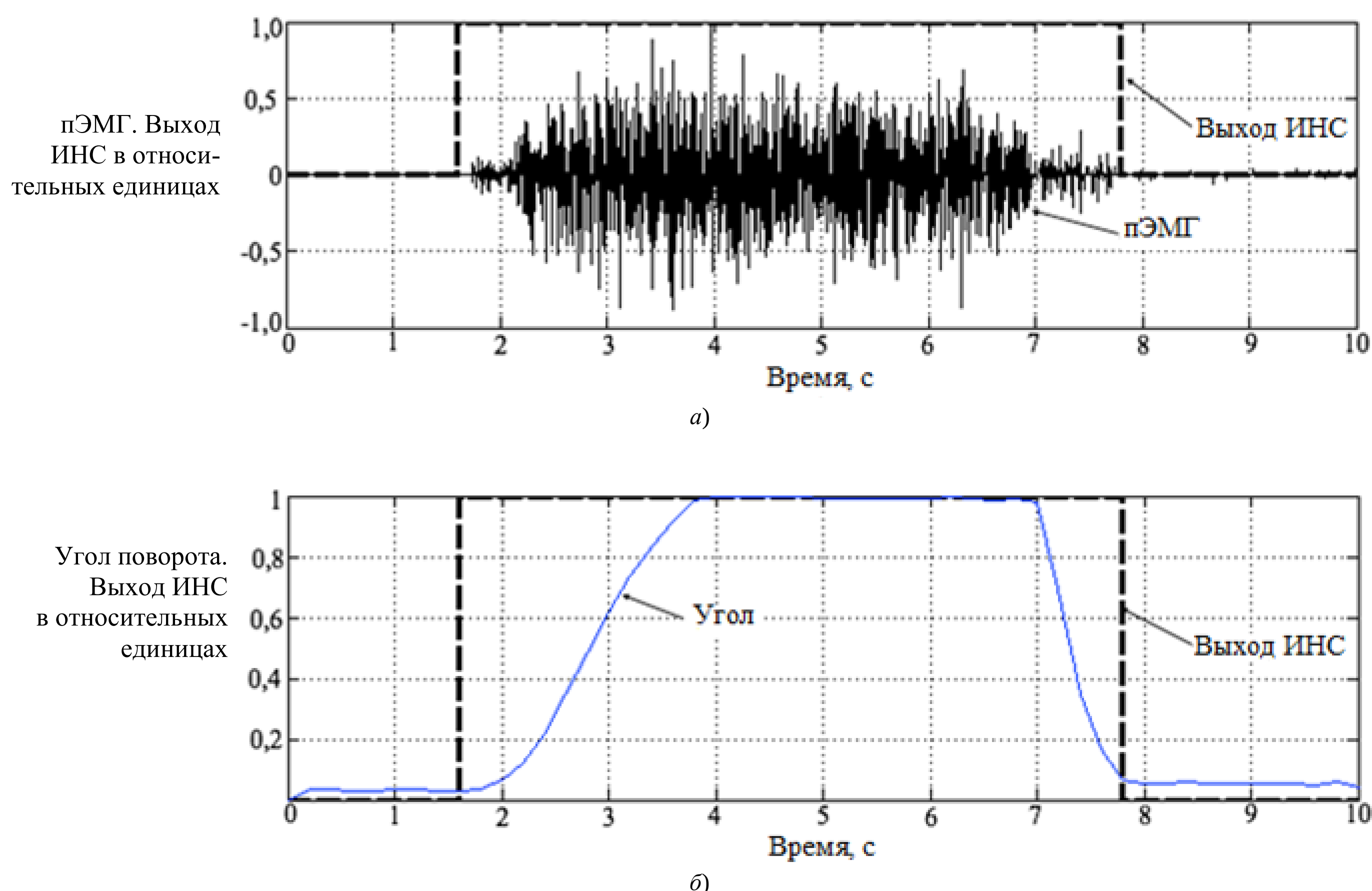


Рис. 2. Выходные значения ИНС при определении наличия движения локтя: соотношение между выходом ИНС и пЭМГ-сигналом (*а*); соотношение между выходом ИНС и углом движения локтя (*б*)

Угловое положение локтя оценивалось второй ИНС, качество распознавания которой варьировалось в зависимости от набора входных параметров и количества нейронов скрытого слоя. Результаты моделирования процесса распознавания для второй ИНС приведены в табл. 3.

Таблица 3

Значение СКО распознавания углового положения локтя

Кол-во нейронов в скрытом слое	*MFSP, Inte*	*ZC, logDet*	*MFSP, Inte, ZC*	*MFSP, Inte, logDet*	*MFSP, Inte, ZC, logDet*	*MFSP, Inte, ZC, logDet, RMS*	*MFSP, Inte, ZC, logDet, RMS, STD*
	Среднеквадратическое отклонение						
5	1,610	1,791	1,589	1,567	1,630	1,528	1,545
10	1,601	1,733	1,562	1,547	1,499	**1,496**	1,474
15	1,586	1,744	1,552	1,549	1,571	1,556	1,511
20	1,554	1,715	1,523	1,518	1,526	1,496	1,503

Выходной сигнал ИНС изменялся от 0 до 90, что соответствует углу поворота локтя 0–90 градусов. Наименьшая ошибка распознавания получена при 10 нейронах скрытого слоя и использовании *MFSP*, *Inte* , *ZC*, *logDet*, *RMS* во входном векторе. Величина ошибки 1, 496 (2 %) может считаться малой.

С помощью третьей ИНС определялся характер движения: +1 — сгибание локтя, 0 — отсутствие движения (пауза); –1 — разгибание локтя. На вход третьей МНС подавались сигналы: *MFSP*, *Inte*, *ZC*, *logDet*, *RMS*, *STD*. Результаты моделирования работы (распознавания) ИНС приведены в табл. 4.

Таблица 4

Значение СКО определения характера движения

Кол-во нейронов в скрытом слое	*MFSP, Inte*	*ZC, logDet*	*MFSP, Inte, ZC*	*MFSP, Inte, logDet*	*MFSP, Inte, ZC, logDet*	*MFSP, Inte, ZC, logDet, RMS*	*MFSP, Inte, ZC, logDet, RMS, STD*
	Среднеквадратическое отклонение						
5	0,2980	0,3235	0,2984	0,2992	0,2887	0,3593	0,3864
10	0,2943	0,3742	0,3255	0,3298	0,2485	0,2295	0,2296
15	0,2955	0,4491	0,3286	0,3290	0,3893	0,2987	**0,2888**
20	0,2956	0,4413	0,3297	0,3328	0,3992	0,3385	0,3086

Несмотря на отсутствие груза в руках испытуемых, при сгибании — разгибании локтя формируются мышечные усилия. Это объясняется тем, что необходимо перемещать массу самого предплечья и кисти. Поскольку мышечное усилие создает вращающий момент, величина момента, необходимого для удержания предплечья в определенном положении, зависит от углового положения. Были рассмотрены зависимости развиваемой мышечной силы и момента от положения предплечья с учетом изменения размеров мышцы.

Регистрация угла поворота, определение угловой скорости, длины мышцы бицепса и развиваемого момента в соответствии со схемой (см. рис. 1) выполнялись в *Simulink* системы *Matlab*. В псевдореальном масштабе времени рассчитывались: скорость движения, текущая длина мышцы и момент силы.

Изменения длины бицепса и развиваемого момента при движении локтя без нагрузки в относительных единицах приведены на рис. 3. Видно, что наибольшее сокращение мышцы соответствует максимальному моменту.

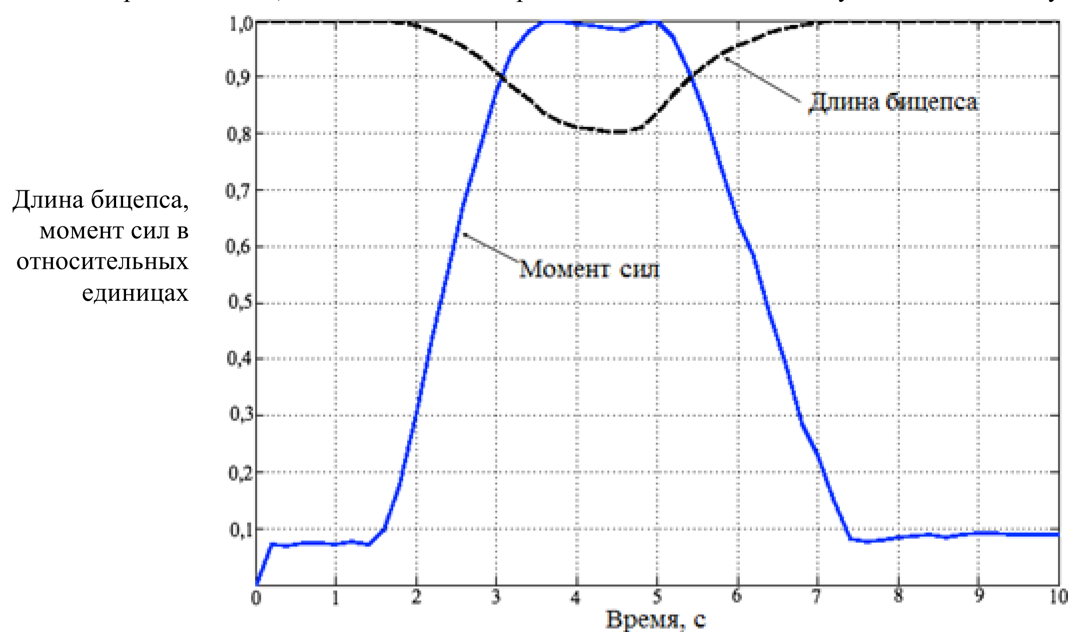


Рис. 3. Изменение длины бицепса и момента сил (мужчина, рост 178 см; объем бицепса 30/33 см; вес 82 кг). Движение локтя без нагрузки

Момент силы, развиваемый бицепсом (10), и его длина (11) определись в соответствии с рис. 1:

$$M = \frac{da\sin\theta(t)}{\sqrt{(a\sin\theta(t))^2+(d+a\cos\theta(t))^2}}, \quad (10)$$

$$l = \sqrt{(a\sin\theta(t))^2+(d+a\cos\theta(t))^2}. \quad (11)$$

Очевидно, что пЭМГ-сигнал, фиксируемый при выполнении движений локтем, содержит информацию о параметрах движения и мышечных усилиях. Экспериментальные исследования с использованием обученных нейронных сетей позволили установить следующее. При определении угла поворота предплечья имеет место разброс (дисперсия) выходных значений нейронной сети (рис. 4). Для повышения качества распознавания после ИНС был использован фильтр Савицкого — Голея с порядком $k = 1$ и размером кадра $f = 9$. При этом результирующая величина СКО составила 0,13, а график изменения выходного сигнала не имел разрывов первого рода.

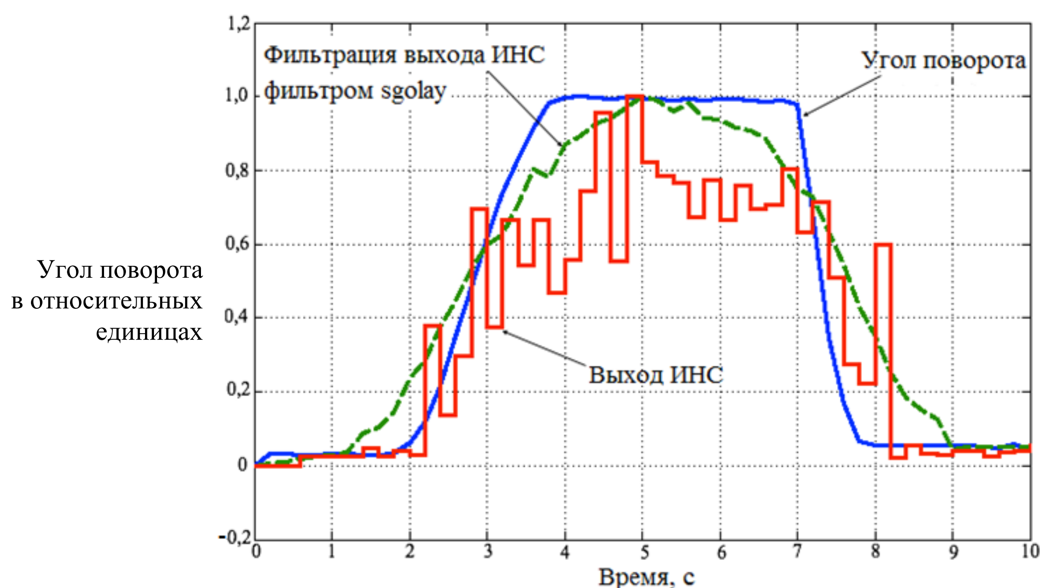


Рис. 4. Угол поворота локтя (в относительных единицах). Показаны: выходной сигнал ИНС, сигнал датчика углового положения (гироскоп), результат фильтрации выходного сигнала ИНС

Аналогичные экспериментальные исследования работы ИНС для распознавания характера движений разгибания/сгибания позволили установить, что характер изменения выходного сигнала ИНС соответствует характеру изменения скорости движения предплечья (рис. 5).

В силу нестационарности процессов, сопровождающих иннервацию мышечной активности и процессы в мышцах при выполнении движений, имеет место разброс выходных значений ИНС. Применение фильтра Савицкого — Голея (k = 1, f = 9) позволяет значительно улучшить качество выходного сигнала во всех фазах движения. Из полученных результатов экспериментальных исследований и моделирования процессов распознавания можно сделать следующее заключение. Применение обученной ИНС и последующая фильтрация ее выходного сигнала позволяют осуществлять оценку скорости выполнения движений локтем.

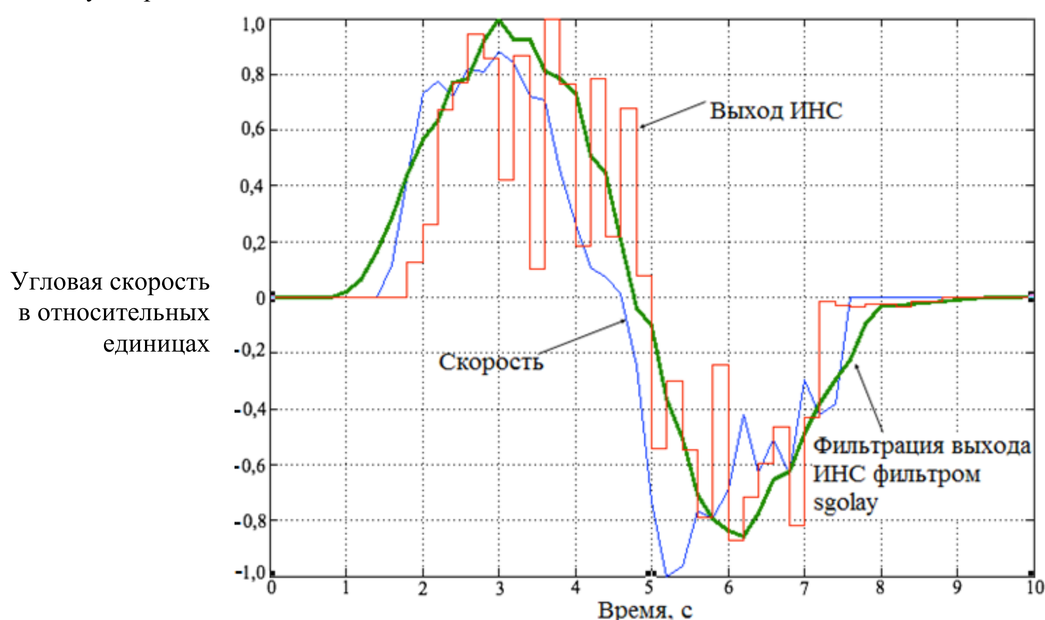


Рис. 5. Распознавание характера движения предплечья. Показаны: выходной сигнал ИНС, результат его фильтрации, скорость предплечья (измерялась гироскопическим датчиком)

Среднеквадратическая ошибка распознавания (оценка) угловой скорости составила 0,26, а после фильтрации — 0,20.

Заключение. Выполненные экспериментальные исследования, моделирование и анализ полученных результатов показали, что наилучшие результаты распознавания наличия движения могут быть получены посредством ИНС, обу-

ченной с вектором входных параметров *MFSP*, *Inte*. Также установлено, что с использованием ИНС и соответствующих процедур фильтрации на основе пЭМГ-сигналов мышечной активности возможно решение задач оценки параметров движения предплечья, в том числе для оценки угла поворота и оценки скорости движения. Среднеквадратическая ошибка оценки угла и скорости в исследованиях не превышала 20 %. Таким образом, решены задачи, позволяющие разрабатывать системы биоэлектрического управления мехатронными устройствами.

Библиографический список

1. Современные системы управления протезами. Конструкции электродов и усилителей биосигналов [Электронный ресурс] / Д. Сафин [и др.] // Электроника: наука, технология, бизнес. — 2009. — № 4. — Режим доступа: http://www.electronics.ru/journal/article/219 (дата обращения 26.11.14).

2. Chrapka, Ph. EMG Controlled Hand Prosthesis: EMG Classification System [Электронный ресурс] / Ph. Chrapka // Electrical and Biomedical Engineering Design Project (4BI6). Department of Electrical and Computer Engineering. — Режим доступа: http://digitalcommons.mcmaster.ca/cgi/viewcontent.cgi?article=1034&context=ee4bi6 (дата обращения 26.11.14).

3. Khokhar, Z.-O. Surface EMG pattern recognition for real-time control of a wrist exoskeleton [Электронный ресурс] / Z.-O. Khokhar, Z.-G. Xiao, C. Menon // Biomedical Engineering Online. — Режим доступа: http://www.biomedical-engineering-online.com/content/9/1/41 (дата обращения 26.11.14).

4. Online Electromyographic Control of a Robotic Prosthesis [Электронный ресурс] / P. Shenoy [et al.] // Transactions on biomedical engineering. — 2008. — Vol. 55, № 3. — P. 1128–1135. — Режим доступа: http://homes.cs.washington.edu/~rao/emg-08.pdf (дата обращения 26.11.14).

5. The Relationship Between Electromyography and Muscle Force [Электронный ресурс] / U.-K. Heloyse [et al.] // — Режим доступа: http://cdn.intechopen.com/pdfs-wm/25852.pdf (дата обращения 26.11.14).

6. Рангайян, Р. М. Анализ биомедицинских сигналов. Практический подход / Р. М. Рангайян. — Москва : Физматлит, 2007. — 440 с.

7. De Luca, C.-J. The use of surface electromyography in biomechanics / C.-J. De Luca // Journal of Applied Biomechanics. — 1997. — № 13 (2). — P. 135–163.

8. Uchiyama, T. Static torque-angle relation of human elbow joint estimated with artificial neural network technique / T. Uchiyama, T. Bessho, K. Akazawa // Journal of Biomechanics. — 1998. — № 31. — P. 545–554.

9. Итоги и перспективы развития исследований в области интеллектуального управления мехатронными технологическими системами / А. К. Тугенгольд [и др.] // Вестник Дон. гос. техн. ун-та. — 2010. — № 5. — С. 48–67.

10. Анализ сигнала ЭМГ двуглавой мышцы плеча в среде LabVIEW / В.-Ф. Бонилья [и др.] // Инновации, экология и ресурсосберегающие технологии (ИНЭРТ-2014) : тр. XI междунар. науч.-техн. форума. — Ростов-на-Дону, 2014. — С. 1394–1401.

11. Влияние кинематических параметров движения локтя на электромиографический сигнал двуглавой мышцы плеча / В. Ф. Бонилья [и др.] // Вестник Дон. гос. техн. ун-та. — 2014. — № 4. — С. 48–67.

12. Arango, J.-C.-A. Abordaje físico-matemático del gesto articular [Электронный ресурс] / J.-C.-A. Arango, D.-C. Nieto, J.-C. Giraldo // EFDeportes.com. — 2012. — № 171. — Режим доступа http://www.efdeportes.com/efd171/abordaje-fisico-matematico-del-gesto-articular.htm (дата обращения 02.12.14).

13. Konrad, P. The ABC of EMG. A Practical Introduction to Kinesiological Electromyography. Version 1.4, March 2006. Noraxon INC [Электронный ресурс] / P. Konrad. — Режим доступа https://hermanwallace.com/download/The_ABC_of_EMG_by_Peter_Konrad.pdf (дата обращения 02.12.14).

14. Tkach, D. Study of stability of time-domain features for electromyographic pattern recognition [Электронный ресурс] / D. Tkach, H. Huang, T.-A. Kuiken // Journal of Neuroengineering and Rehabilitation. — 2010. — № 7. — P. 21. — Режим доступа: http://www.jneuroengrehab.com/content/7/1/21/ (дата обращения 26.11.14).

References

1. Safin, D., et al. Sovremennye sistemy upravleniya protezami. Konstruktsii elektrodov i usiliteley biosignalov. [Modern Prosthetic Devices Control Systems. Electrodes and Biosignals Amplifiers Structure.] Electronics: Science, Technology, Business. 2009, no. 4. Available at: http://www.electronics.ru/journal/article/219 (accessed: 26.11.14) (in Russian).

2. Chrapka, Ph. EMG Controlled Hand Prosthesis: EMG Classification System. Electrical and Biomedical Engineering Design Project (4BI6). Department of Electrical and Computer Engineering. Available at: http://digitalcommons.mcmaster.ca/cgi/viewcontent.cgi?article=1034&context=ee4bi6 (accessed: 26.11.14).

3. Khokhar, Z.-O., Xiao, Z.-G., Menon, C. Surface EMG pattern recognition for real-time control of a wrist exoskeleton. Biomedical Engineering Online. Available at: http://www.biomedical-engineering-online.com/content/9/1/41 (accessed: 26.11.14).

4. Shenoy, P., et al. Online Electromyographic Control of a Robotic Prosthesis. Transactions on biomedical engineering, 2008, vol. 55, no. 3, pp. 1128–1135. Available at: http://homes.cs.washington.edu/~rao/emg-08.pdf (accessed: 26.11.14).

5. Heloyse, U.-K., et al. The Relationship between Electromyography and Muscle Force. Available at: http://cdn.intechopen.com/pdfs-wm/25852.pdf (accessed: 26.11.14).

6. Rangayan, R.M. Analiz biomeditsinskikh signalov. Prakticheskiy podkhod. [Analysis of biomedical signals. Practical approach.] Moscow: Fizmatlit, 2007, 440 p. (in Russian).

7. De Luca, C.-J. The use of surface electromyography in biomechanics. Journal of Applied Biomechanics, 1997, no. 13 (2), pp. 135–163.

8. Uchiyama, T., Bessho, T., Akazawa, K. Static torque-angle relation of human elbow joint estimated with artificial neural network technique. Journal of Biomechanics, 1998, no. 31, pp. 545–554.

9. Tugengold, A.K., et al. Itogi i perspektivy razvitiya issledovaniy v oblasti intellektual'nogo upravleniya mekhatronnymi tekhnologicheskimi sistemami. [Mechatronics technological systems intellectual management prospects and results.] Vestnik of DSTU, 2010, no. 5, pp. 48–67 (in Russian).

10. Bonilla, F., et al. Analiz signala EMG dvuglavoy myshtsy plecha v srede LabVIEW. [Analysis of the EMG signal of the biceps with LabVIEW.] Innovatsii, ekologiya i resursosberegayushchie tekhnologii (INERT-2014) : tr. XI mezhdunar. nauch.-tekhn. foruma. [Innovation, ecology and energy saving technologies (INERT-2014): Proc. XI Int. Sci.-Tech. Forum.] Rostov-on-Don, 2014, pp. 1394–1401 (in Russian).

11. Bonilla, F., et al. Vliyanie kinematicheskikh parametrov dvizheniya loktya na elektromiograficheskiy signal dvuglavoy myshtsy plecha. [Effect of kinematic parameters of elbow motion on biceps electromyographic signal.] Vestnik of DSTU, 2014, no. 4, pp. 48–67 (in Russian).

12. Arango, J.-C.-A., Nieto, D.-C., Giraldo, J.-C. Abordaje físico-matemático del gesto articular. EFDeportes.com. 2012, no. 171. Available at http://www.efdeportes.com/efd171/abordaje-fisico-matematico-del-gesto-articular.htm (accessed: 02.12.14).

13. Konrad, P. The ABC of EMG. A Practical Introduction to Kinesiological Electromyography. Version 1.4, March 2006. Noraxon INC. Available at https://hermanwallace.com/download/The_ABC_of_EMG_by_Peter_Konrad.pdf (accessed: 02.12.14).

14. Tkach, D., Huang, H., Kuiken, T.-A. Study of stability of time-domain features for electromyographic pattern recognition. Journal of Neuroengineering and Rehabilitation, 2010, no. 7, p. 21. Available at: http://www.jneuroengrehab.com/content/7/1/21/ (accessed: 26.11.14).

Поступила в редакцию 12.01.2015
Сдана в редакцию 18.01.2015
Запланирована в номер 28.01.2015